

ارائه روشی شیء‌مبنا جهت طبقه‌بندی مناطق جنگلی با استفاده از تصاویر پلاریمتری رادار و ابرطیفی

میلاد وحیدی^۱، محمودرضا صاحبی^{۲*}، ساسان بابایی کفاکی^۳

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد سنجش‌ازدور - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
m.vahidi71@kntu.ac.ir

^۲ دانشیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
sahebi@kntu.ac.ir

^۳ دانشیار دانشکده منابع طبیعی - دانشگاه آزاد اسلامی - واحد علوم و تحقیقات
s_babaie@srbiau.ac.ir

(تاریخ دریافت آذر ۱۳۹۶، تاریخ تصویب اسفند ۱۳۹۶)

چکیده

جنگل به عنوان یکی از منابع سخت تجدیدپذیر در محیط‌زیست به شمار می‌آید. کسب اطلاعات از این منابع، همواره مورد توجه سازمان‌ها و مدیران بخش‌های منابع طبیعی بوده است. سنجش‌ازدور به‌عنوان علمی قوی و تا حدودی مقرون‌به‌صرفه، توانایی در اختیار قرار دادن اطلاعاتی از قبیل نوع گونه‌های اصلی، تخمین زیست‌توده، شناسایی و طبقه‌بندی تک‌درختان و غیره را از منابع جنگلی دارد. نحوه بهره‌گیری تصاویر سنجش‌ازدور به منظور بهبود نتیجه طبقه‌بندی، امروزه مورد توجه محققین می‌باشد. وجود جنگل‌هایی با تنوع گونه بالا و همچنین شباهت طیفی و ساختاری گونه‌های جنگلی، ضرورت استفاده توأمان از تصاویر رادار و اپتیک را بیشتر می‌کند. از این رو، هدف این مقاله ارائه الگوریتمی می‌باشد که از داده‌های پلاریمتری و ابرطیفی به‌صورت توأمان استفاده می‌کند. به طوری که اطلاعات ساختاری و سطحی از تصویر پلاریمتری و اطلاعات رنگی، طیفی و شیمیایی از تصویر ابرطیفی استخراج شود. الگوریتم از دو مرحله اصلی تشکیل شده است. در مرحله اول قطعه‌بندی تصویر و تفکیک مناطق جنگلی از غیرجنگل انجام می‌شود. در مرحله دوم، ویژگی‌های مختلف از دو مجموعه داده، برای هر قطعه استخراج می‌شوند. ویژگی‌های پلاریمتری در دسته‌های ویژگی‌های اصلی، المان‌های تجزیه‌کننده‌ها و تفکیک‌کننده‌های SAR و همچنین، ویژگی‌های اپتیک شامل ویژگی‌های اصلی، ویژگی‌های مرتبط با محتوای شیمیایی گونه‌ها و نسبت‌های بازتابندگی می‌باشند. به منظور انتخاب بهینه ویژگی‌ها از الگوریتم انتخاب ویژگی ژنتیک و همچنین از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان به‌منظور تهیه تصویر طبقه‌بندی‌شده بهره گرفته می‌شوند. نتایج حاکی از آن می‌باشد که استفاده از الگوریتم ژنتیک و تمام ویژگی‌ها دقت کلی ۸۲/۷۸ درصدی و ضریب کاپای ۷۹/۳۶ را حاصل کرده است. ویژگی‌های مبتنی بر محتوای شیمیایی درخت و شاخص‌های طیفی و بازتابندگی در ناحیه مادون قرمز کوتاه به همراه درجه پلاریزاسیون، مؤلفه Kd تجزیه کروگاکر، مؤلفه H از تجزیه Lambda و H/Alpha از تجزیه کلود-پوتیر به عنوان ویژگی‌های مؤثر در طبقه‌بندی معرفی شدند.

واژگان کلیدی: رادار با روزه مجازی، ابرطیفی، انتخاب ویژگی، بهینه‌سازی ژنتیک، طبقه‌بندی کننده SVM

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

جزئیات و صحت نقشه‌های جنگلی اساس برنامه‌ریزی مطالعات و مدیریت جنگل‌ها می‌باشند. شناخت گونه‌های خاص و کمیاب، طبقه‌بندی گونه‌های مختلف، شناسایی محل‌های درختان قطع‌شده^۱، شناسایی تک‌درخت، محاسبه زیست‌توده^۲ و کانوپی^۳ و دیگر پارامترهای جنگل از جمله اطلاعاتی است که می‌تواند در مدیریت جنگل کمک‌کننده باشند [۱-۳]. جنگل‌ها که حدود ۲۷ درصد از پوشش سطح زمین را در بر گرفته‌اند، منبع مهمی از انرژی و تنظیم‌کننده جریان آب و هوا به‌شمار می‌روند [۴]. کسب اطلاعات صحیح از پوشش جنگل‌ها و میزان زیست‌توده‌ها جهت محاسبه میزان ذخیره کربن گیاهان بسیار ضروری می‌باشد. تفکیک گونه‌های درختی پارامتر کلیدی در اکوسیستم جنگل و مدیریت زیستی حیوانات وحشی و جنگلی محسوب می‌شود. در طبقه‌بندی گونه‌های درختی با استفاده از داده‌های سنجش‌ازدوری، توجه به انتخاب نوع داده و نحوه به‌کارگیری الگوریتم‌ها همواره مورد توجه محققین بوده است. ایده‌های مختلفی در طبقه‌بندی استفاده شدند که هر کدام دارای نقاط قوت وضعی می‌باشند. اینکه محققین در کار خود از داده‌های رادار با روزه مجازی^۴، اپتیک، یا تلفیق از آن‌ها استفاده کنند، نیز مورد توجه بوده است. روش‌های پیکسل‌مبنا^۵ و شیء‌مبنایی^۶ جهت طبقه‌بندی در شاخه‌های نظارت‌شده^۷ [۵] و نظارت‌نشده^۸ گسترش داده شدند که هر کدام توانایی‌های خاص خود را دارند [۶].

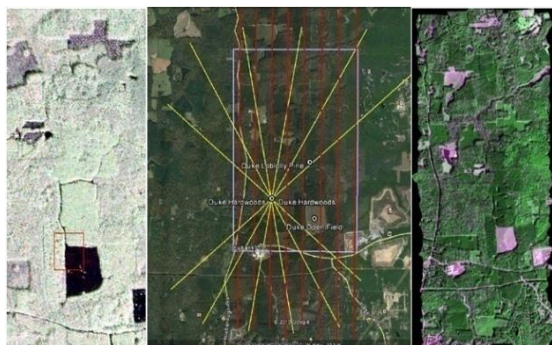
سیستم‌های چندطیفی به دلیل حدتفکیک طیفی که دارند در چند باند مشخص تصویربرداری می‌کنند. در صورتی که سنجنده‌های ابرطیفی در محدوده طول‌موج‌های مختلف ناحیه مرئی^۹، ناحیه مادون‌قرمز نزدیک^{۱۰} و ناحیه مادون‌قرمز کوتاه^{۱۱} تصویربرداری می‌کنند. استفاده از داده‌های ابرطیفی جهت شناسایی مناطق جنگلی در [۶]

بیان می‌شود. به طوری که در این پژوهش از طبقه‌بندی کننده SVM^{۱۲} در دو حالت پیکسل‌مبنا و شیء‌مبنا استفاده شد. انتخاب بهینه طول‌موج‌های موثر جهت طبقه‌بندی درخت در این پژوهش مورد بررسی قرار گرفته است. تحقیق [۷] دو روش SVM و RF^{۱۳} را جهت طبقه‌بندی درختان، مورد بررسی قرار می‌دهد. در [۸] تلفیقی از داده‌های لیدار و ابرطیفی تعریف می‌شود، به نحوی که روش ارائه شده توانایی تفکیک گونه با تنوع بالا را دارد اما استفاده از تجهیزات لیدار در مناطق وسیع هزینه‌بر می‌باشد.

داده‌های رادار با روزه مجازی توانایی برداشت داده در روزهای ابری، بارانی و به طور کلی شرایط بد آب و هوایی را دارد. در [۹] از داده‌های پلاریمتری^{۱۴} در حالت ۴ کانال استفاده شده است و توانایی بالای این نوع از داده‌ها را نشان داده است. داده‌های دو کانال^{۱۵} به همراه داده‌های پلاریمتری فشرده CP^{۱۶} حالت‌های تصویربرداری شناخته شده‌ای می‌باشند که در [۱۰] از آن‌ها جهت طبقه‌بندی مناطق جنگلی استفاده کرده است. نوع الگوریتم انتخاب ویژگی در این نوع داده‌های سنجش‌ازدوری بسیار بحث مهمی است. گاهی اوقات ویژگی‌ها در فضای ویژگی از توزیع خاصی پیروی نمی‌کنند، لذا استفاده روشی پارامتریک یا غیرپارامتریک جهت انتخاب ویژگی بحث مهمی است. در [۱۱] از روش‌های غیرپارامتریک جهت انتخاب بهینه ویژگی‌ها اشاره شد است و همچنین در تحقیق [۱۲] از الگوریتم ژنتیک که خود یک الگوریتم غیرپارامتریک است، به منظور انتخاب ویژگی استفاده شده است. به‌طورکلی روش‌های غیرپارامتریک دقت‌های بهتری را در اختیار می‌گذارند. ویژگی‌های انبوهی جهت تعریف نوع پراکنش عوارض سطح زمین در داده‌های رادار با روزه مجازی قابل تعریف هستند. در [۱۳] از امضای پلاریمتری^{۱۷} به‌عنوان یکی از این ویژگی‌ها جهت طبقه‌بندی مناطق جنگلی استفاده شده است. از داده‌های رادار جهت شناسایی ساختار و ویژگی‌های ظاهری گونه‌ها و از داده‌های اپتیک جهت شناسایی ساختار طیفی و شیمیایی گونه‌ها استفاده می‌شود. در [۱۴] از این نوع داده‌ها به همراه یک

۱ Clear cut
۲ Biomass
۳ Canopy
۴ Synthetic aperture radar
۵ Pixel based
۶ Object based
۷ Supervised
۸ Unsupervised
۹ Visible
۱۰ Near infrared
۱۱ Short wave infrared

۱۲ Support vector machine
۱۳ Random forest
۱۴ Full polarimetry
۱۵ Dual polarization
۱۶ Compact polarimetry
۱۷ Polarimetry signature



شکل ۱- تصویر وسط الگوی خطوط پروازی روی منطقه موردنظر، تصویر راست مربوط به ترکیب رنگی RGB تصویر ابرطیفی و تصویر چپ هم مربوط به ترکیب رنگی حاصل از مؤلفه‌های تجزیه پائولی حاصل از تصویر رادار

۲-۲- داده‌های مورد نظر

۲-۲-۱- داده‌های سنجش از دوری

داده‌های ابرطیفی متعلق به سنجنده HYPLANT سنجنده آلمانی هواپرد می‌باشد. محدوده‌های طیفی این سنجنده شامل طول‌موج‌های ۳۷۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر که با عدسی‌هایی با قدرت تفکیک طیفی ۳ نانومتر برای قسمت VNIR و قدرت تفکیک ۱۰ نانومتر برای محدوده SWIR می‌باشد. این سنجنده دارای ۶۲۹ باند طیفی با حد تفکیک مکانی ۱ متر می‌باشد. تصاویر SAR متعلق به سنجنده UAVSAR می‌باشد. این سنجنده داده به‌صورت پلاریمتری در چهار کانال (HH, HV, VH, VV) در باند L در اختیار می‌گذارد.

۲-۲-۱- داده‌های واقعیت زمینی

مجموعه‌ای از برداشت‌های زمینی گونه‌های مختلف همراه داده ابرطیفی توسط سازمان فضایی اروپا مهیا شدند. این برداشت‌ها به‌صورت مراکز مختصات دار از پلات‌هایی می‌باشند که دربرگیرنده پیکسل‌هایی که در شعاع ۳ متری از این مرکز قرار گرفته‌اند، می‌شوند. جدول ۱ تعداد پیکسل‌های آموزشی و آزمایشی را نشان می‌دهد.

جدول ۱- جزئیات کلاس‌ها (نوع گونه‌ها) و تعداد پیکسل‌های آزمایشی و آموزشی

نام گونه	مخفف	آموزشی	آزمایشی
Red oak	Ro	۱۰۰	۲۴۳
White oak	Wo	۱۰۰	۲۱۱
Rea maple	Rm	۱۰۰	۱۷۳
Lablolly pine	L	۱۰۰	۲۷۲
Hickory	H	۱۰۰	۲۹۹
Short pine	Sl	۱۰۰	۲۵۸
Sweet gum	Sg	۱۰۰	۲۲۹

طبقه‌بندی‌کننده نظارت‌شده شیء‌مبنا استفاده شد، اما تمام پتانسیل تصاویر سنجش از دوری به کار گرفته نشده است. اساس این تحقیقات بر روی استخراج ویژگی^۱ و ساختن یک فضای ویژگی به‌طوری که کلاس‌ها در آن‌ها دارای بیشترین فاصله از هم باشند، متمرکز شده‌اند.

اکثر روش‌هایی که بر مبنای استفاده توأمان از تصاویر سنجش از دوری بوده است، تمام پتانسیل این تصاویر به کار گرفته نشده است. شناخت رفتارهای طیفی گونه‌های درختی در طول‌موج‌های مختلف کمتر مورد توجه بوده است. استخراج حجم وسیعی از ویژگی‌های پلاریمتری به همراه ویژگی‌های طیفی در حالت ترکیب به منظور ساخت فضای ویژگی بهینه، نکته‌ای است که از آن استفاده نشده است. هدف اصلی این مقاله استفاده توأمان از داده پلاریمتری و ابرطیفی به‌منظور طبقه‌بندی منطقه جنگلی با تعداد گونه بالا است. به طوری که گونه‌هایی با رفتار طیفی مشابه با ویژگی‌های پلاریمتری تمییز داده شوند و همچنین گونه‌هایی با ساختار یکسان با اطلاعات طیفی تفکیک شوند. دستیابی به این هدف نیازمند ساختن فضای ویژگی بهینه از ویژگی‌های مختلف است که ضرورت استفاده از الگوریتم انتخاب ویژگی را بیشتر می‌کند. در استخراج ویژگی سعی شده تا بالاترین سطح و تعداد ویژگی‌های قابل استخراج از هر دو نوع داده به کار گرفته شود تا تمام توانایی تصاویر به کار گرفته شود.

۲- منطقه مطالعاتی و داده‌های مورد نظر

۲-۱- منطقه مطالعاتی

منطقه مطالعاتی با توجه به داده اخذشده از آژانس فضایی اروپا ESA^۲ مربوط به جنگل‌های دوک^۳ می‌باشد که در ایالت کارولینای شمالی در آمریکا واقع شده است. حدود ۷۰ درصد از جنگل دوک را گونه pine پوشش می‌دهد. گونه‌های hickory و oak پس از گونه pine بیشترین سهم را در این منطقه دارند شکل ۱ نمایی از تصاویر ابرطیفی و راداری از منطقه موردنظر را نشان می‌دهد که زمان بررسی منطقه و اخذ داده ابرطیفی مربوط به تاریخ ۲۶ سپتامبر تا ۷ اکتبر سال ۲۰۱۳ می‌باشد.

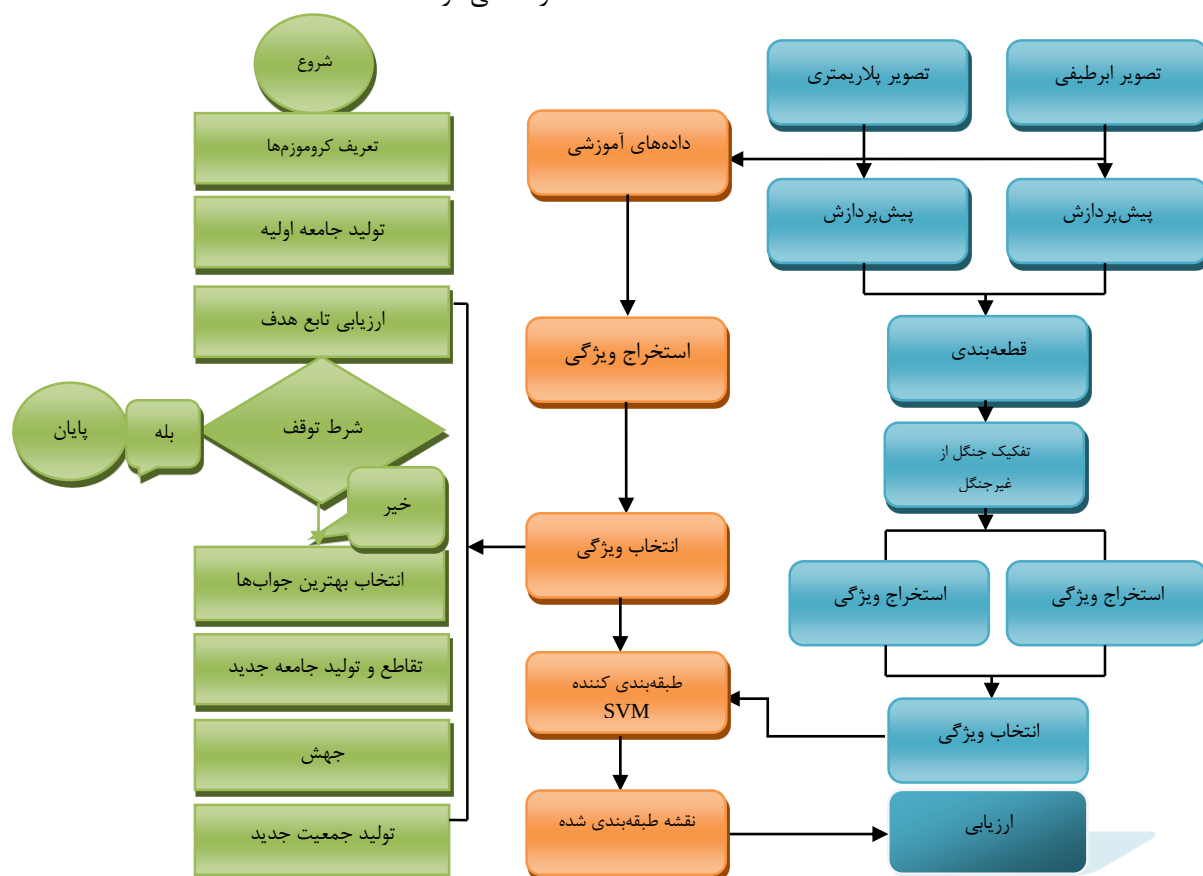
^۱ Feature extraction

^۲ European space agency

^۳ Duke forest

۳- روش پیشنهادی

با توجه به شکل ۲ ابتدا پیش‌پردازش‌های مورد نیاز انجام می‌شود. به دنبال آن عمل قطعه‌بندی تصویر انجام و امضای پلاریمتری هر یک از قطعات استخراج می‌شود. سپس از معیار ICP جهت تشابه‌سنجی امضاهای مرجع (امضاهایی برای کلاس‌های جنگل و غیر جنگل) و امضاهای هر قطعه استفاده می‌شود. هدف از این



شکل ۲- فلوچارت روش پیشنهاد شده در این تحقیق

۴/۸ و ۵/۶ متر در راستای آزیموت و راستای رنج و تصویر ابرطیفی با پیکسل سایز ۱ متری تناظریابی شدند. عمل registering برای تصاویر با تعداد ۲۶ نقطه با دقت ۰/۴ پیکسل صورت گرفت. در این حالت دو تصویر دارای پیکسل سایزهای یکسان و برابر با ۱ متر شدند. این درون‌یابی هم‌زمان با عمل registering و هم مرجع‌سازی تصاویر در نرم‌افزار ENVI و با الگوریتم چندجمله‌ای درجه ۲ و درونیابی Linear انجام شد، هر پیکسل از دو تصویر به‌صورت متناظر دارای مختصات یکسان شدند.

۳-۱- پیش‌پردازش‌ها

داده ابرطیفی در فرمت استاندارد بازتابندگی برای هر پیکسل در اختیار گذاشته شدند. توضیحاتی از پیش‌پردازش‌های انجام شده به منظور تبدیل درجات خاکستری به بازتابندگی برای این سنجنده را می‌توان در [۱۵] یافت. منطقه مورد مطالعاتی توسط ۸ رن پروازی تصویربرداری شده است. که در محیط نرم‌افزار PCI-Geomatica با یکدیگر موزائیک شدند. جهت استفاده از هر دو داده، عمل registering تصاویر پلاریمتری و ابرطیفی انجام شد. تصویر پلاریمتری با رزولوشن مکانی



شکل ۳- خروجی الگوریتم با پارامترهای تعیین شده در جدول ۲

۳-۳- جداسازی مناطق جنگل از غیرجنگل با استفاده از امضای پلاریمتری

پس از انجام قطعه‌بندی تصویر، مناطق جنگلی از غیرجنگل باید تفکیک شوند. این امر سبب جلوگیری از پردازش‌های اضافی می‌شود. برای این منظور از امضای پلاریمتری برای جداسازی این دو منطقه از هم استفاده شد. به‌طوری‌که پس از قطعه‌بندی تصویر امضای پلاریمتری هریک از قطعات به‌دست آمده و به دنبال آن با توجه نوع پراکنش پوشش جنگلی در دو حالت co-polarize و cross polarize (شکل ۴) شباهت‌سنجی بین امضاهای مرجع و امضاهای هر قطعه انجام می‌شود.

۳-۳-۱- استخراج امضای پلاریمتری

امضای پلاریمتری پراکنش‌های مختلف مشخص‌کننده خصوصیتی از سطح و ساختار تارگت است که نمایش گرافیکی سه‌بعدی از پاسخ تارگت به ارسال و دریافت امواج پلاریز شده (افقی یا عمودی) می‌باشد [۱۸]. این نمایش با استفاده از مقادیر دامنه و فاز یک پیکسل (یا میانگینی از مجموعه پیکسل‌ها) به وجود می‌آید. دو بعد از ابعاد امضای پلاریمتری مربوط به المان‌های هندسی بیضی موج و بعد سوم مربوط به پاسخ تارگت می‌باشد. امضای پلاریمتری با توجه به معادله ۱ محاسبه می‌شود که ماتریس M ماتریس ضرایبی است که از المان‌های ماتریس کواریانس تصویر بدست می‌آید [۱۸].

$$\theta = 4\pi \begin{bmatrix} 1 \\ \cos 2\tau \cos 2\varepsilon \\ \sin 2\tau \cos 2\varepsilon \\ \sin 2\varepsilon \end{bmatrix}^t M \begin{bmatrix} 1 \\ \cos 2\tau \cos 2\varepsilon \\ \sin 2\tau \cos 2\varepsilon \\ \sin 2\varepsilon \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$M = \begin{bmatrix} m_{11} & \dots & m_{14} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{41} & \dots & m_{44} \end{bmatrix}$$

در این معادله τ و ε به ترتیب orientation و ellipticity موج هستند که با تغییر این دو متغیره در بازه ۰-۱۸۰ و ۰-۴۵ تا ۴۵+ رویه‌ای حاصل می‌شود که بیانگر پاسخ هدف در تعامل با امواج الکترومغناطیس است. ماتریس M نیز ماتریس ضرایب که در [۱۹] نحوه محاسبه آن بیان شده است.

۳-۲- قطعه‌بندی

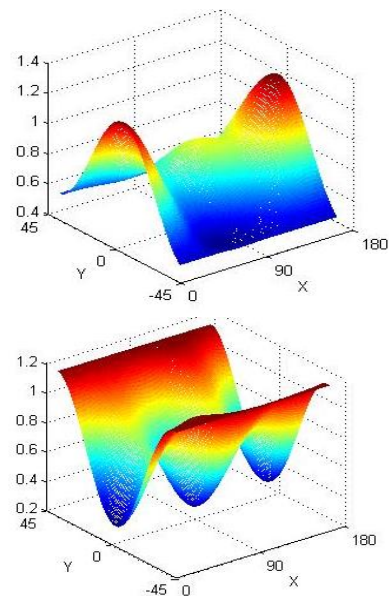
با توجه به شکل ۲ اساس الگوریتم به‌صورت شیء‌مبنا می‌باشد. برتری‌های این روش در [۱۶] نیز اشاره شده است. به‌منظور بهبود نتایج، بالا بردن سرعت الگوریتم، وجود شرایط خاص تصویربرداری، ویژگی‌ها برای یک منطقه همگن در قالب یک قطعه در نظر گرفته می‌شود و عملیات محاسباتی را برای آن قطعه انجام می‌شود. به دلیل ماهیت تصاویر راداری که ذاتاً دارای اسپیکل می‌باشند، شرایط یک بافت همگن برای یک منطقه همگن حفظ نمی‌شود. این امر با توجه به جنگلی بودن منطقه و پراکنش حجمی منطقه تشدید می‌شود. از این‌رو در تصویر راداری با اینکه دو پیکسل مجاور دارای ماهیتی یکسانی می‌باشند، اما شدت‌های متفاوتی را از خود در تصویر ثبت می‌کنند. با قرار دادن مناطق همگن در یک قطعه و میانگین‌گیری از پیکسل‌های قطعه، اثر اسپیکل روی منطقه همگن کمتر می‌شود. همچنین خروجی طبقه‌بندی کننده تحت تاثیر اسپیکل به صورت نمک فلفلی نمی‌شود. از الگوریتم multi-resolution نرم‌افزار E-Cognition جهت قطعه‌بندی تصویر بهره گرفته شد. این الگوریتم دارای سه پارامتر که با تغییر آن عملکرد الگوریتم تغییر خواهد کرد، می‌باشد. در [۱۷] توضیحاتی در مورد تاثیر هریک از این پارامترها بر روی عملکرد الگوریتم داده شده است. در این تحقیق به‌منظور عمل قطعه‌بندی از تصویر RGB اپتیک حاصل از باندهای تصویربرداری به‌عنوان ورودی الگوریتم انتخاب شد. پارامترهای الگوریتم هم به‌صورت سعی و خطا انتخاب شدند. در جدول ۲ پارامترهای استفاده شده نمایش داده شده است. نتایج در شکل ۳ نمایش داده شده است. با توجه به این شکل تغییر پارامترها برای تصویر سمت چپ قطعات کوچک به وجود آورده است لذا تاج یک درخت که یکنواخت است در دو یا چند قطعه جدا قرار گرفتند که تصویر دچار over segmentation می‌شود. از طرفی در تصویر سمت راست پارامترها به طوری تعریف شدند که قطعه دارای پیکسل‌های غیریکنواخت شده است اما در تصویر وسط حالت بهینه‌ای از پارامترها را نشان می‌دهد که ایده‌آل می‌باشد.

جدول ۲- تغییر پارامترهای الگوریتم multi-resolution

مقیاس	باندها	shape	غلظت	همواری
۳۵	RGB	۰/۲۵	۰/۵	۰/۲
۵۰	RGB	۰/۳۵	۰/۵	۰/۳۵
۲۵	RGB	۰/۲۵	۰/۵	۰/۲

۳-۳-۲- معیار ICP^۱ به منظور شباهت‌سنجی بین امضای پلاریمتری مرجع و امضای استخراج شده از هر قطعه

الگوریتم ICP از الگوریتم‌هایی است که جهت انجام عمل انطباق بین دو ابرنقطه استفاده می‌شود [۲۰]. در این الگوریتم یک ابر نقطه به عنوان ابرنقطه master و دیگر ابر نقطه به عنوان slave در نظر گرفته می‌شود. هدف الگوریتم نگاشت نقاط از ابرنقطه slave به نقاط متناظر در ابرنقطه master می‌باشد.



شکل ۴- امضای پلاریمتری پراکنش حجمی قطعه جنگلی در حالت‌های co-polarization و cross-polarization

عمل نگاشت در الگوریتم ICP توسط دو عملگر انتقال و دوران انجام می‌شود. اساس الگوریتم بر مبنای تکرار می‌باشد. از این رو در هر تکرار مجموعه‌ای از المان‌های جدیدی جهت دوران و انتقال و همچنین خطای انطباق دو ابرنقطه محاسبه می‌شود. خطای انطباق به صورت RSME نگاشت نقاط به فضای دیگر است. همان‌طور که از شکل ۴ برمی‌آید امضای پلاریمتری یک نمایش سه‌بعدی با سه مختص مشخص است، از این رو از خطای انطباق الگوریتم ICP به منظور تشابه بین دو امضا استفاده می‌شود [۲۰].

۳-۴- استخراج ویژگی

به منظور شناسایی گونه‌های درختی از هر یک از داده‌های مورد نظر، ویژگی‌های مختلفی اعم از ویژگی‌های

ساختاری، ظاهری و شیمیایی استخراج می‌شود. در این بخش به توضیح کامل و مفصلی از این ویژگی‌ها و نقش هر یک از آن‌ها در طبقه‌بندی پرداخته می‌شود.

۳-۴-۱- استخراج ویژگی از تصاویر ابرطیفی

۳-۴-۱-۱- ویژگی‌های اصلی

با توجه به تعداد زیاد باندهای تصویر به دلیل همبستگی بالای باندها با یکدیگر و همچنین به منظور کاهش ابعاد فضای ویژگی و جلوگیری از پیچیدگی محاسبات، از یک روش کاهش باند استفاده می‌شود تا باندهای فاقد اطلاعات کنار گذاشته شوند. این روش با نام اختصاری FSFS^۲ از روش‌های نظارت‌شده انتخاب ویژگی می‌باشد [۲۱]. در این تحقیق تعداد باندهای موردنظر از ۶۲۹ به ۲۳۵ باند طیفی کاهش داده می‌شود. ابتدا بهترین باند در بین ۶۲۹ باند انتخاب می‌شود و سپس با اضافه شدن باندهای دیگر ترکیبات مختلفی ساخته می‌شوند و به هر کدام امتیاز داده می‌شود، به نحوی که معیار موردنظر برای امتیازدهی به این باندها فاصله ماتریس درون کلاسی و بیرون کلاسی در فضای این ویژگی است [۲۲].

$$J_1 = \frac{\text{Trace}(S_m)}{\text{Trace}(S_w)} \quad (2)$$

$$S_w = \sum_{i=1}^M P_i S_i \quad (3)$$

$$S_m = S_w + S_b \quad (4)$$

$$S_b = \sum_{i=1}^m P_i (\mu_i - \mu_0)(\mu_i - \mu_0)^t \quad (5)$$

که در آن P_i احتمال اولیه کلاس μ_0 بردار میانگین تمام کلاس‌ها، μ_i میانگین کلاس μ_0 و S_i واریانس کلاس μ_0 می‌باشد. هرچقدر J_1 بزرگ‌تر باشد یعنی کلاس‌ها دارای فشردگی بیشتر در خود هستند و مرکز کلاس‌ها از یکدیگر فاصله بیشتری در فضای ویژگی خواهند داشت.

۳-۴-۱-۲- ویژگی‌های جذبی

وجود تصویر ابر طیفی با حد تفکیک طیفی بالا باعث به وجود آمدن یک طیف پیوسته از عارضه می‌شود. در

^۲ Floating sequential forward selection

^۱ Iterative close point

هستند. شاخص‌های دیگری که برای مدل کردن رنگدانه‌های درختان استفاده شدند عبارت‌اند از: AIR^y ، CRI^a ، PRI^9 [۳۱]. شاخص PRI به تغییرات برگشت‌پذیر رنگدانه‌های زانتوفیلی که مرتبط با فتوسنتز درخت می‌باشد [۳۱] حساس است. در نهایت شاخص RVS^{10} تغییرات در پاسخ به استرس گیاهی و تغییرات فصلی در محتوای کلروفیل اندازه‌گیری می‌کند [۳۲]. جدول ۳ و جدول ۴ تمامی ویژگی‌های استخراج شده از داده ابرطیفی به همراه معادلات آن را نشان می‌دهد.

۳-۴-۲- استخراج ویژگی از تصاویر POLSAR

اساسی‌ترین منبع اطلاعات سیستم‌های پلاریمتری، ماتریس پراکنش می‌باشد. سیستم‌های پلاریمتری جدیدی طراحی شده‌اند که با ارسال امواج در پلاریزاسیون افقی (h) و عمودی (v) و دریافت هم‌زمان در پلاریزاسیون‌های h و v چهار کانال (hh, hv, vh, vv) را به وجود می‌آورد که در ماتریسی به نام ماتریس پراکنش ذخیره می‌شود.

$$\begin{pmatrix} E_h \\ E_v \end{pmatrix} = \frac{e^{ike}}{v} \begin{pmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{vh} & S_{vv} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} E_h \\ E_v \end{pmatrix}^{ih} \quad (6)$$

$$(S) = \begin{pmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{vh} & S_{vv} \end{pmatrix} \quad (7)$$

اکثر الگوریتم‌های تجزیه هدف از روی این ماتریس نوشته شده‌اند، لذا استخراج ویژگی‌های پلاریمتری در سه قسمت انجام شده است [۳۳].

۳-۴-۲-۱- پارامترهای اصلی

با توجه به جدول ۵، پارامترهای اصلی همان مؤلفه‌های ماتریس کوواریانس^{۱۱} و همدوستی^{۱۲} هستند.

۳-۴-۲-۲- تفکیک‌کننده‌های رادار با روزه مجازی

این ویژگی‌ها از روی مجموعه عملیات ریاضی به بدست می‌آیند. از جمله این ویژگی‌ها می‌توان به توان کل، درجه پلاریزاسیون و ضرایب همبستگی بین کانال‌ها نام برد. که مطابق با معادلات ۸ تا ۱۲ محاسبه می‌شوند [۳۴] [۳۵] [۳۶].

طول‌موج‌های مشخصی از امضای طیفی، جذب و افت بازتابندگی رخ می‌دهد. هر یک از این جذب‌ها به دلیل وجود ترکیبات مختلفی از مواد شیمیایی در ترکیبات عارضه می‌باشد. در امضای طیفی درختان به دلیل وجود مواد شیمیایی همچون کلروفیل، سلولز، گلوکز، نیتروژن، آب در برگ و شاخه، جذب‌هایی در طول‌موج‌های مشخص دیده می‌شود [۲۳]. از این رو سعی شد تا این محدوده‌های جذبی شناسایی و ویژگی‌های مرتبط با این نواحی استخراج شوند. نواحی که ویژگی‌های جذبی از آن استخراج شدند در جدول ۳ نمایش داده شده‌اند [۲۴]. ویژگی‌های جذبی که می‌توان از مناطق جذبی استخراج نمود، مینیمم بازتابندگی در محدوده جذب و نقطه تقارن ناحیه جذبی می‌باشند. منظور از نقطه تقارن این است که اگر ناحیه جذب به دو قسمت تقسیم شود، نقطه‌ای که یک مساحت برابر را برای دو قسمت در اختیار بگذارد نقطه تقارن می‌باشد. ویژگی دیگری که می‌تواند استخراج شود، عدم تقارن می‌باشد. بدین‌صورت که اگر از نقطه مینیمم بازتابندگی ناحیه جذبی خطی موازی با محور y (محور بازتابندگی) بر خط واصل بین دو اکسترمم قبل و بعد نقطه مورد نظر رسم شود، نسبت مساحت ناحیه چپ به راست تقارن کلی را تعریف کند. مساحت و عمق جذب هم به‌عنوان دو ویژگی تعریف شدند، که مساحت همان مساحت کلی ناحیه جذبی و عمق هم فاصله عمود خط واصل دو اکسترمم مجاور ناحیه جذبی با نقطه مینیمم بازتابندگی داخل ناحیه جذبی می‌باشد [۲۵].

۳-۴-۱-۳- ویژگی‌های شاخص در نواحی Visible و NIR

شاخص‌های گیاهی استخراج شده از باندهای Visible و NIR به‌طورکلی به رنگدانه‌های گیاهی، ساختار، فیزیولوژی و استرس گیاه مرتبط می‌باشند. شاخص‌های نسبت‌های ساده^۱ که نسبت بین دو بازتابندگی در دو طول‌موج متفاوت است، محاسبه می‌شوند [۲۶]. شاخص‌های $NDVI^{2}$ [۲۷]، $SAVI^{3}$ [۲۸]، $ARVI^{4}$ در محدوده باندهای broad band تعریف می‌شوند، همچنین شاخص‌های LAI^{5} [۲۹] و $FPAR^{6}$ [۳۰] که به ترتیب شاخص سطح برگ و شاخص تابش جذب‌شده از فتوسنتز گیاه است نیز محاسبه می‌شوند. هر یک از شاخص‌های $NDVI^{31}$ و SR با ساختار کانوپی دارای همبستگی

^y Anthocyanin Reflectance Index

^a Carotenoid Reflectance Index

⁹ Photochemical Reflectance Index

¹⁰ Red-edge Vegetation Stress Index

¹¹ Covariance

¹² Coherency

¹ Simple ratio

² Normalized Difference Vegetation Index

³ Soil-Adjusted Vegetation Index

⁴ Atmospherically Resistant Vegetation Index

⁵ leaf area index

⁶ Fraction of absorbed photosynthetically active radiation

$$span = |S_{hh}|^2 + |S_{hv}|^2 + |S_{vh}|^2 + |S_{vv}|^2 \quad (8)$$

$$DOP = \frac{\sqrt{S_1^2 + S_2^2 + S_3^2}}{S_0} \quad (9)$$

$$p_{hh-vv} = \frac{\langle S_{hh} S_{vv}^* \rangle}{\sqrt{\langle |S_{hh}|^2 \rangle \langle |S_{vv}|^2 \rangle}} \quad (10)$$

$$p_{hh-hv} = \frac{\langle S_{hh} S_{hv}^* \rangle}{\sqrt{\langle |S_{hh}|^2 \rangle \langle |S_{hv}|^2 \rangle}} \quad (11)$$

$$p_{vv-hv} = \frac{\langle S_{vv} S_{hv}^* \rangle}{\sqrt{\langle |S_{vv}|^2 \rangle \langle |S_{hv}|^2 \rangle}} \quad (12)$$

در معادله ۹ عبارت S_0 متناسب با شدت کل موج، S_1^2 اختلاف بین توان مربوط به پلاریزاسیون‌های افقی و قائم، و پارامترهای S_2^2 و S_3^2 اختلاف فاز بین مؤلفه‌های قائم و افقی میدان الکتریکی است.

۳-۴-۲-۳- ویژگی‌های حاصل از الگوریتم‌های تجزیه هدف پلاریتمریک

تئوری‌های تجزیه هدف ابتدا توسط huynen بیان شد [۳۶] و در ادامه محققان روش‌های مختلف تجزیه هدف را ارائه دادند. در الگوریتم‌های تجزیه، هدف جداسازی توزیع پراکندگی مواد مختلف که توسط ماتریس پراکندگی صورت می‌گیرد، می‌باشد. برای رسیدن به این هدف، باید از چگونگی برخورد و تعامل امواج الکترومغناطیس با اهداف مختلف مانند ساختمان، آب و غیره و تغییرات خصوصیات موج طی فرآیند پراکنش اطلاعات لازم را داشت.

تاکنون دسته‌بندی‌های مختلفی بر مبنای نوع ماتریسی که در تجزیه استفاده می‌شود برای این الگوریتم‌ها ارائه شده است. Cloud و همکاران این روش‌ها را در سه گروه

تقسیم‌بندی کردند، روش‌هایی که تجزیه همدوس ماتریس پراکندگی را به کار می‌برند، روش‌هایی که ماتریس مولر و بردار استوکس و روش‌هایی که بر اساس آنالیز مقادیر ویژه ماتریس کوواریانس یا ماتریس همبستگی هستند [۳۳].

در دسته‌بندی دیگر الگوریتم‌های تجزیه به چهار نوع تقسیم‌بندی شده‌اند الگوریتم تجزیه بر مبنای ماتریس Kennaugh، الگوریتم تجزیه مدل مبنا بر اساس ماتریس کوواریانس و ماتریس همبستگی، الگوریتم تجزیه بر مبنای آنالیز مقادیر ویژه ماتریس کوواریانس و ماتریس همبستگی، الگوریتم تجزیه همدوس که از ماتریس پراکندگی استفاده می‌کند. در هر یک از این الگوریتم‌ها پارامترهایی استخراج می‌شوند به نحوی مکانیزم پراکندگی را توصیف می‌کنند. تقسیم‌بندی روش‌های تجزیه هدف به دو روش همدوس و ناهمدوس است. از روش‌های همدوس، تجزیه‌های کروگاگر [۳۶] کامرن، [۳۷] را می‌توان نام برد و روش‌های ناهمدوس الگوریتم‌های تجزیه هوینن، هولم، ونزیل، [۳۸]، [۳۹] تجزیه‌های H/Alpha، یاماگوچی، فریمن و توزی می‌باشند [۳۳]. تمامی ویژگی‌ها در محیط نرم‌افزار POLSARPRO استخراج شدند [۴۰].

۳-۵- انتخاب ویژگی با استفاده از الگوریتم ژنتیک

این الگوریتم از مهم‌ترین الگوریتم‌هایی با ماهیت گسسته برای بهینه‌سازی است که توسط جان هالند توسعه داده شد [۴۱]. در این الگوریتم، به دسته‌ای از ویژگی‌ها کروموزم (یک راه حل) گفته می‌شود و به هر کدام از اعضای این دسته‌ها ژن نسبت داده می‌شود. به مجموعی از این کروموزم‌ها نسل یا جمعیت گفته می‌شود.

جدول ۳- ویژگی‌های استخراج شده از داده اپتیک

تعداد	شرح / باند	نوع ویژگی	ویژگی
۱۰	۱۰ نقطه ماکزیمم	ماکزیمم بازتابندگی	ویژگی‌های اصلی
۲۳۵	باندهای انتخاب شده	بازتابندگی	
۴	SWIR1, SWIR2, SWIR3, VNIR	مساحت	ویژگی‌های جذبی
۴	SWIR1, SWIR2, SWIR3, VNIR	نقطه تقارن	
۴	SWIR1, SWIR2, SWIR3, VNIR	عمق جذب	
۴	SWIR1, SWIR2, SWIR3, VNIR	تقارن	
۷	کلروفیل، Anthocyanin شاخص تصحیح شده کلروفیل، Carotenoid	شیمیایی	شاخص‌ها
۳	NDVI, ARVI, SAVI	ساختاری	
۱	Red-Edge Stress Vegetation Index	استرس گیاه	
۸	550-1180-440-740 890-1058-1126-1148(nm)	نسبت باندها	

جدول ۴- فرمول‌های استفاده‌شده جهت استخراج شاخص‌ها در ناحیه Visible و NIR که در آن ρ نشان‌دهنده بازتابندگی است

نام شاخص	معادلات
NDVI	$(\rho_{798\text{ nm}} - \rho_{679\text{ nm}}) / (\rho_{798\text{ nm}} + \rho_{679\text{ nm}})$
LAI	$0.57 * \exp(2.33 * NDVI)$
ARVI	$(\rho_{798\text{ nm}} - 2 * \rho_{679\text{ nm}} + \rho_{482\text{ nm}}) / (\rho_{798\text{ nm}} + \rho_{679\text{ nm}} - \rho_{482\text{ nm}})$
SAVI	$1.5 * (\rho_{798\text{ nm}} - \rho_{679\text{ nm}}) / (\rho_{798\text{ nm}} + \rho_{679\text{ nm}} + 0.5)$
PVI	$\frac{\rho_{1148\text{ nm}} - a * \rho_{807\text{ nm}} - b}{(1 + a^2)^{0.5}}$ $a = 1.17 \text{ \& } b = 3.37$
ARI	$\rho_{798\text{ nm}} / (1 / \rho_{550\text{ nm}} - 1 / \rho_{699\text{ nm}})$
PRI	$(\rho_{532\text{ nm}} - \rho_{568\text{ nm}}) / (\rho_{532\text{ nm}} + \rho_{656\text{ nm}})$
RVSI	$(\rho_{719\text{ nm}} - \rho_{752\text{ nm}}) / (2 - \rho_{732\text{ nm}})$

جدول ۵- ویژگی‌های استخراج‌شده از داده رادار با روزه مجازی

تعداد	نماد	شرح	ویژگی
۹	[C]	مؤلفه‌های ماتریس کواریانس	ویژگی‌های اصلی
۹	[T]	مؤلفه‌های ماتریس کوهرنسی	
۹	[krog]	تجزیه کروگاگر	ویژگی‌های استخراج شونده از تجزیه کننده‌ها
۹	[h]	تجزیه هوینن	
۹	[B]	تجزیه بارنس	
۹	[Cl]	تجزیه کلد	
۹	[Hol]	تجزیه هولم	
۳	[V]	تجزیه ونزیل	
۱۹	H, A, alpha, lambda, gamma Delta, asym, anisotropy, HA (1-H)A, H(1-A), (1-H)(1-A) RVI	تجزیه کلد-پتیر	
۳	[Fd]	تجزیه فریمن	
۴	[Y]	تجزیه یامگوچی	
۴	[Toz]	تجزیه توزی	
۴	[CC]	ضرایب همبستگی	تصمیم‌گیرنده‌ها
۱	[Pi]	شدت پلاریز شده	
۱	[D]	درجه پلاریزاسیون	
۱	[S]	Span	

ژن‌ها همان پارامترهای مجهول موردنظر هستند که باید برآورد شوند. این الگوریتم از مراحل زیر تشکیل شده است:

۱- ایجاد جمعیت اولیه به صورت تصادفی و محاسبه میزان شایستگی آن‌ها

۲- انتخاب والدین و تولید فرزند توسط عملگر تقاطع (crossover)

۳- انتخاب والدین و اعمال جهش توسط عملگر جهش^۱

۴- ترکیب نسل فعلی، فرزندان و جهش‌یافتگان به منظور تولید نسل جدید

۵- چک کردن شرط خاتمه و تکرار و بازگشت به مرحله ۲

در این تحقیق از عملگر چرخ رولت جهت انتخاب و همچنین عملگر تقاطع دو نقطه‌ای به منظور کروموزم‌های جدید با وزن ۰/۲ و از دقت کلی الگوریتم SVM با کرنل پولی نومیال درجه ۱۰ به عنوان محاسبه تابع شایستگی هر کروموزم استفاده شد. شکل ۵ جزئیاتی از این تقاطع را که

^۱ Mutation

یک تقاطع دو نقطه‌ای می‌باشد و جدول ۶ پارامترهای مورد استفاده در الگوریتم ژنتیک را نمایش می‌دهد.

جدول ۶- فرضیه‌های تعیین شده در الگوریتم ژنتیک در حالت بهینه

مقادیر تعریف شده	نوع پارامتر
۴۰۰	جمعیت اولیه
۰/۹۴	نرخ ترکیب
۰/۲	نرخ جهش
(نرخ ترکیب) - ۱	درصد نخه گرایی
۴۰	شرط خاتمه (تکرار)

۲	۳	۱	۸۷	۷	۸	۱۵	۱۱	۱۳
۲۴	۶	۹	۵	۴	۶۹	۳۱	۱۲	۱۴
۲	۳	۱	۵	۴	۸	۱۵	۱۲	۱۴
۲۴	۶	۹	۸۷	۷	۶۹	۳۱	۱۱	۱۳

شکل ۵- نحوه تشکیل کروموزم‌های جدید با تقاطع دو نقطه‌ای

۳-۶- طبقه‌بندی کننده SVM

ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) یکی از جدیدترین و قدرتمندترین طبقه‌بندی‌کننده‌ها در سنجش ازدور محسوب می‌شوند. ایده اصلی SVM یافتن فوق صفحه بهینه برای جدا کردن دو کلاس با بیشترین حاشیه جداسازی می‌باشد. برای داده‌های غیرقابل تفکیک به صورت خطی SVM با استفاده از تابع کرنل فضای ورودی را به یک فضای ویژگی با ابعاد بالاتر نگاشت می‌کند که در آن یک فوق صفحه خطی یافت می‌شود. در صورت استفاده از توابع کرنل، تابع تصمیم‌گیری یک SVM بر پایه کرنل از رابطه (۱۳) به دست می‌آید [۴۲].

$$f(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i k(x, x_i) + b \quad (13)$$

که در آن $x_i \in R^d$ و $i=1,2,...,N$ ابعاد ویژگی‌ها N تعداد نمونه‌های آموزشی مربوط به دو کلاس $y_i \in \{-1, +1\}$ و ضرایب لاکرانژ α_i و نیز ضریب b تابع کرنل $k(x, x_i)$ تابع کرنل و بایاس است. سه تابع کرنل متداول تابع چندجمله‌ای، تابع پایه شعاعی و تابع سیگموئید است [۴۲].

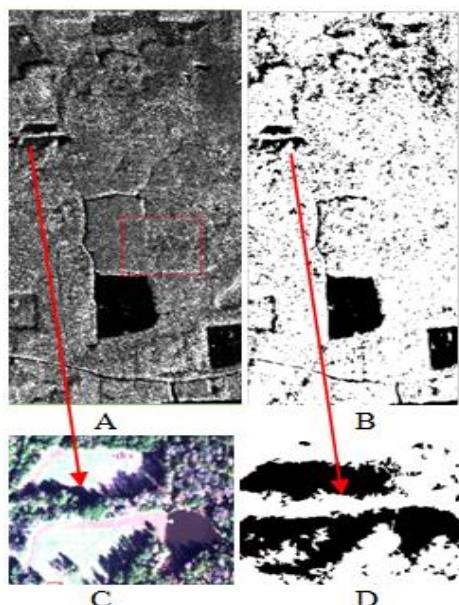
۴- ارائه نتایج و بحث

به منظور بررسی و تأثیر ویژگی‌های مختلف در خروجی الگوریتم SVM، دسته ویژگی‌هایی ساخته شدند که در

جدول ۷ این دسته‌ها را می‌توان مشاهده نمود. اما همان‌طور که بیان شد، الگوریتم دارای دو مرحله بود. مرحله اول شامل جداسازی مناطق جنگل از غیرجنگل می‌باشد که با استفاده از امضای پلاریمتری و معیار ICP صورت گرفت.

در شکل ۶ دیده می‌شود که این الگوریتم به‌خوبی توانسته است مناطق جنگل را جداسازی کند و در یک مقایسه بصری با تصویر RGB رنگی ساخته شده از تصویر اپتیک کاملاً این عملکرد مشهود است. با یک مقایسه چشمی در محدوده لبه سایه‌های موجود در تصویر ابرطیفی، تصویر رادار با روزنه مجازی و تصویری باینری خروجی الگوریتم کاملاً مشخص است که الگوریتم تحت تأثیر سایه قرار نگرفته است.

همان‌طور که از شکل ۷ دیده می‌شود، بالاترین دقت کلی و ضریب کاپا مربوط به حالتی است که تمام ویژگی‌ها اعم از ویژگی‌های پلاریمتری و ویژگی‌های اپتیک به همراه الگوریتم ژنتیک به کار گرفته شدند. این نتیجه بیانگر این است که تعداد زیاد ویژگی‌ها دقت بالاتر را تضمین نمی‌کند و به کارگیری یک الگوریتم بهینه‌سازی به منظور انتخاب بهترین ویژگی از این همبستگی و پیچیدگی ابعاد فضای ویژگی کم کرده و نتایج بهتری را حاصل می‌کند. این نتیجه از مقایسه دقت‌های حاصل شده از G1 و G2 نیز مشاهده می‌شود. از طرفی با مقایسه بین گروه G2 و G6 دیده می‌شود که استفاده از هر دو نوع داده دقت را تا ۵ درصد افزایش خواهد داد.



شکل ۶- تصویر سمت چپ بالا تصویر مؤلفه C11 ماتریس کوواریانس و تصویر سمت راست بالا مربوط به مناطق جنگل و غیرجنگل است که رنگ سفید نشان‌دهنده مناطق جنگل و سیاه نشان‌دهنده غیرجنگل است و همچنین سمت چپ پایین تصویر RGB از منطقه مشخص و سمت راست پایین هم مربوط به خروجی الگوریتم است

عنوان یکی از ویژگی‌های پلاریمتری موثر معرفی می‌شود. از طرفی مقدار ALPHA در تجزیه ALPHA /H/A در گونه سوزنی برگ در قیاس با گونه پهن برگ کمتر است. و همچنین در جدول ۸ نمایش داده شده که در حالت G6 که از داده پلاریمتری استفاده نشده در تشخیص دو گونه درختی loblolly pine و short leaf loblolly الگوریتم دچار مشکل شده است و پیکسل‌هایی را در دو کلاس برچسب‌گذاری کرده است که در این حالت خطای نوع اول و دوم رخ داده است. در یک نگاه بصری از شکل ۸ بر می‌آید که رنگ زرد که مربوط به گونه short loblolly pine است، در حالتی که از گروه G6 استفاده شده، به پیکسل‌های loblolly pine به اشتباه برچسب داده شده است، زیرا این دو نوع گونه از لحاظ شیمیایی و طیفی رفتار یکسان دارند و فقط در ساختار ظاهری دارای اختلاف می‌باشند. با ورود ویژگی‌های پلاریمتری آنتروپی، مؤلفه ماتریس کوهرنسی، span و مؤلفه Kd از تجزیه کروگاکر به‌خوبی این دو گونه از هم تمییز داده شدند. این ویژگی‌ها در اکثر تکرارهای الگوریتم ژنتیک حضور داشتند. از ویژگی‌های شاخصی نام‌برده شده که مرتبط با محتوای شیمیایی درخت می‌توان از شاخص کلروفیل، شاخص تصحیح شده کلروفیل و Anthocyanin نام برد که علاوه بر این ویژگی‌ها شاخص‌های مرتبط با ساختار، استرس گیاه هم استخراج شدند. ابتدا در ناحیه VIR-NIR شاخص‌های PRI، CRI و ARSI معیارهای کلیدی برای تفکیک گونه بوده‌اند و این شاخص‌ها بیشترین تکرار در ژنتیک داشتند. همچنین در این ناحیه، شاخص‌های CRI1، NDVI که به ترتیب مرتبط با ساختار و کلروفیل درخت هستند، عملکرد خوبی را نشان داده‌اند و در اکثر تکراری الگوریتم انتخاب ویژگی حضور داشته‌اند.

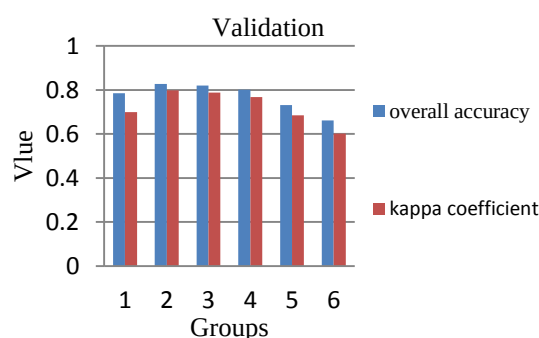
در محدوده طیفی NIR1 و NIR2 جذبی که در این ناحیه به دلیل سطح داخلی برگ و دیواره هوا و سلول داخلی درخت اتفاق می‌افتد، یک جذب چشم‌گیری است که معیار area از این جذب ویژگی مناسبی می‌باشد. در سطح برگ، محتوای آب و رطوبت برگ باعث جذب در ناحیه ۷۰۰ تا ۱۳۰۰ نانومتر می‌شود. در این محدوده‌ها، دو جذب عمده در طول موج ۹۷۰ و ۱۲۰۰ نانومتر ظاهر می‌شود که البته حالت جذب در سراسر منطقه و برای گونه‌های مختلف در یک شکل یکسان و یک شکل به نظر می‌رسد اما میزان رطوبت و محتوای آبی در ساختار برگ برای گونه‌های مختلف متفاوت است.

مقایسه G4 و G5 نشان داد که ویژگی‌های جذب در محدوده‌های خاص طول‌موج عملکرد بهتر نسبت به بازتابی هر باند دارد در حقیقت، بیشتر باندها با هم همبستگی دارند

استفاده از ویژگی‌های شاخص در مقایسه با ویژگی‌های باندی یا همان بازتابندگی عملکرد بهتری را داشته است. اما در قیاس با ویژگی‌های جذبی ضعیفی را نشان دادند که دلیل این امر استفاده از تمام محدوده طیفی ۳۸۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر برای ویژگی‌های جذبی می‌باشد. در واقع استفاده از تمام محدوده طول‌موج‌ها و استخراج ویژگی در نواحی جذبی اطلاعات مفیدی به منظور طبقه‌بندی در اختیار می‌گذارد. به دلیل وجود ترکیبات سلولز، گلوکز، محتوای آبی و نیتروژنی برگ می‌توان شاخص‌هایی را در ناحیه SWIR تعریف نمود و از آن به عنوان ویژگی استفاده نمود. جذب مرتبط با این ویژگی‌ها در ناحیه SWIR رخ می‌دهد اما چون شاخص‌ها در این تحقیق در این ناحیه استخراج نشدند بنابراین الگوریتم در حالتی که فقط از شاخص‌ها به عنوان ویژگی استفاده می‌شود دچار ضعف شده است.

جدول ۷- دسته‌بندی ویژگی‌های به منظور توانایی هر دسته در طبقه‌بندی

تعداد	شرح ویژگی‌ها	گروه
۳۲۵	تمامی ویژگی‌ها بدون استفاده از الگوریتم انتخاب ویژگی	G1
۴۰	تمامی ویژگی‌ها + الگوریتم انتخاب ویژگی	G2
۴۰	ویژگی‌های شاخص و پلاریمتری + الگوریتم انتخاب ویژگی ژنتیک	G3
۴۰	ویژگی‌های اصلی تصویر اپتیک (بازتابندگی در هر باند) + الگوریتم انتخاب ویژگی ژنتیک	G4
۴۰	ویژگی‌های جذبی و پلاریمتری + الگوریتم انتخاب ویژگی ژنتیک	G5
۴۰	تمامی ویژگی‌ها به جز ویژگی‌های پلاریمتری + الگوریتم انتخاب ویژگی	G6

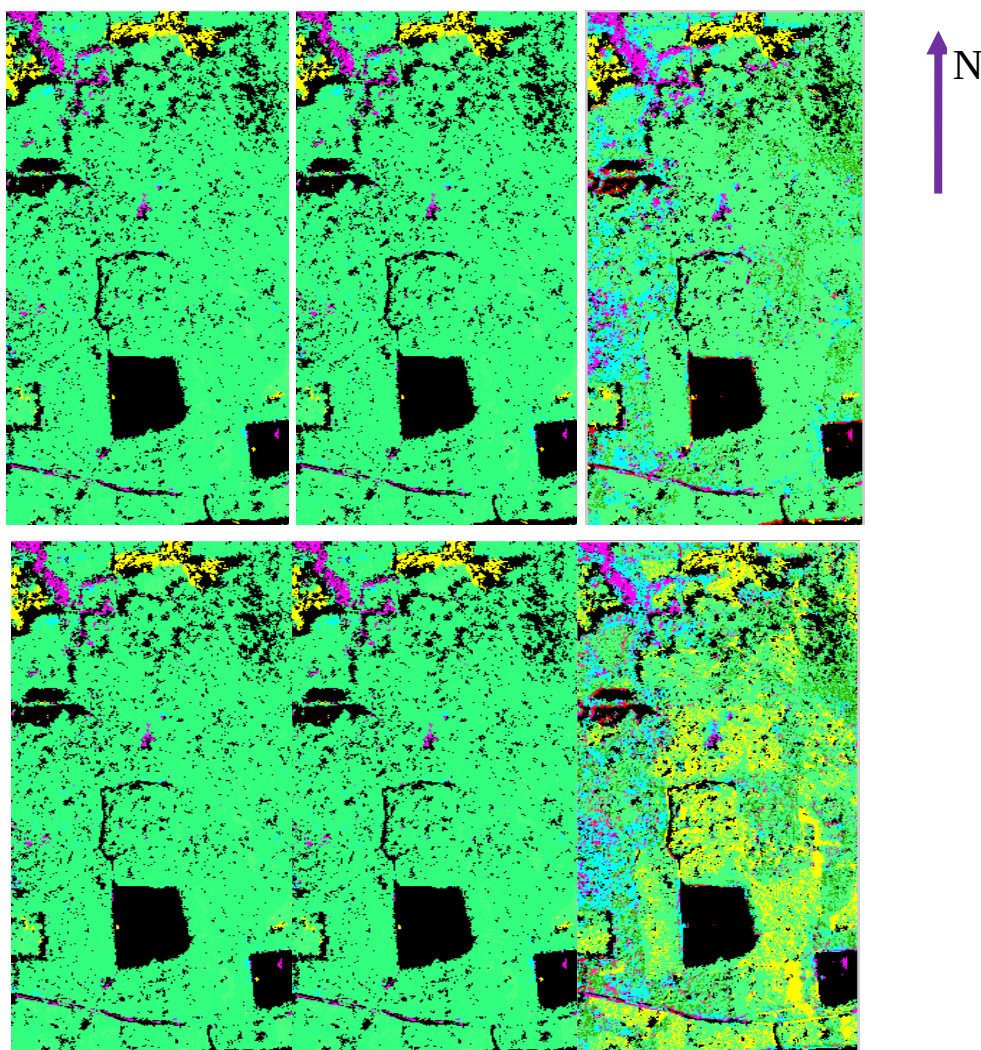


شکل ۷- مقادیر دقت کلی و ضریب کاپا محاسبه شده برای هر یک از گروه‌های ویژگی

کارایی دیگر داده پلاریمتری در جداسازی گونه‌های پهن برگ و سوزنی برگ از یکدیگر می‌باشد. گونه‌های پهن برگ در قیاس با گونه‌های سوزنی برگ پراکنش حجمی بیشتری از خود نشان دادند. درجه پلاریزیشن در این دو گونه دستخوش تغییرات شده است که این ویژگی در جداسازی گونه‌ها به

درنتیجه، این ویژگی باعث دقت کمتر نسبت به ویژگی‌های جذب می‌شود. خواص مبتنی بر جذب در ناحیه SWIR3 (مساحت، عمق، نقطه تقارن مساحت، عدم تقارن) برای تشخیص گونه‌ها نقش خوبی در طبقه‌بندی داشتند. در محدوده SWIR (۱۳۰۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر)، دو نوع جذب رخ می‌دهد. یک جذب مرتبط با محتوای آبی و دیگری مرتبط با محتوای نیتروژن، سلولز و لیگنین موجود در سطح برگ می‌باشد. که مطابق با تحقیق [۲۶] این نوع جذب در سطح بافت برگ خشک بیشتر قابل مشاهده است. اگر سنجنده دارای نسبت سیگنال به نویز بالا در محدوده SWIR3 باشد، این محدوده می‌تواند بهترین گزینه برای استخراج ویژگی‌های جذبی باشد. تصاویر سنجنده Hyper-spectral استفاده شده در این پژوهش دارای رزولوشن طیفی بالا می‌باشد، به‌طوری‌که تصاویر در ۶۲۹ باند می‌باشند، که بیشتر آن‌ها همبستگی دارند.

به‌منظور کاهش تعداد باند، محدوده طیفی ۳۷۰ تا ۲۵۰۰ به سه قسمت تقسیم شدند. قسمت اول ناحیه visible و NIR و قسمت دوم نواحی MNIR و NIR2 و قسمت سوم هم مربوط به قسمت SWIR بوده است. در این سه ناحیه، نواحی اول و سوم ارزش بالاتری نسبت به قسمت دوم داشتند و همچنین قسمت سوم نسبت به دو قسمت دیگر به‌مراتب سهم بیشتری از باندها را به خود اختصاص داده بود. در واقع رفتار بازتابندگی درختان در باندهای نواحی قسمت دوم دارای همبستگی بیشتری بودند و در تکرار الگوریتم کمترین سهم را در تعداد باندها داشتند. با توجه به دقت‌های کلاسی ارائه شده در جدول ۸ گونه red maple دارای دقت کلاسی کمتری نسبت به سایر گونه‌ها در دسته‌های مختلف می‌باشد که به دلیل بالا بودن عدم قطعیت این کلاس در برداشت‌های زمینی باشد.



شکل ۸- تصاویر طبقه‌بندی شده هر یک از گروه‌های G1 تا G6 (بالا از چپ به راست مربوط به گروه‌های G1 تا G3 ، پایین از چپ به راست مربوط به گروه‌های G4 تا G6 گوشه سمت چپ بالا هر یک از تصاویر دارای طول و عرض جغرافیایی 35.96469305 Lon: , 79.00913978 Lat: همچنین گوشه سمت راست پایین 35.96469305 Lon: , 79.08670887 Lat:



جدول ۸- دقت‌های کلاسی محاسبه شده برای هر یک از گروه‌های ویژگی

گروه‌ها \ کلاس‌ها	Ro	Wo	Hc	Sg	L	Sl	Rm
G1	%۷۳	%۹۲	%۵۸	%۹۵	%۹۰	%۱۰۰	%۴۱
G2	%۷۶	%۹۷	%۶۰	%۹۶	%۹۳	%۱۰۰	%۴۶
G3	%۸۱	%۹۳	%۸۵	%۹۱	%۶۹	%۹۶	%۴۵
G4	%۶۹	%۸۴	%۷۳	%۸۹	%۹۷	%۹۵	%۴۴
G5	%۷۶	%۸۱	%۶۵	%۹۳	%۷۲	%۸۰	%۴۲
G6	%۷۵	%۹۸	%۷۲	%۹۴	%۷۵	%۶۱	%۴۰

۴- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

طبقه‌بندی گونه‌های درخت همواره از تحقیقات موردنظر محققین می‌باشد. مسئله مدیریت و شناسایی مناطق جنگلی، نیازمند تهیه نقشه ماهیتی با دقت بالا می‌باشد. در این تحقیق سعی شد تا نقاط قوت و ضعف الگوریتم‌های پیشین شناسایی و الگوریتم جامع‌تری ارائه شود. استفاده توأمان از داده‌های پلاریمتری رادار و اپتیک فرصت خوبی برای ارزیابی توانایی این داده‌ها در کنار یکدیگر به‌منظور طبقه‌بندی جنگل بوده است. به منظور کاهش حجم پردازش سعی شد تا مناطق غیرجنگلی از طبقه‌بندی صرفه نظر شود و همچنین الگوریتم بر مبنای شیء گرا گسترش داده شود. پارامترهای مناسب جهت قطعه‌بندی تصویر به نحوی انتخاب شدند که تصویر دچار over segmentation و یا دچار قرارگیری پیکسل‌های ناهمگن در یک قطعه نشود. نواحی SWIR, Visible توانایی بالاتری را طبقه‌بندی و تفکیک کلاس‌ها داشتند که این امر توسط روش انتخاب ویژگی sequential forward selection صورت گرفت. در میان ویژگی‌های اپتیک‌های شاخص‌هایی که مرتبط با ساختار، محتوای کلروفیل، استرس گیاه بودند به مراتب نقشی مهمتری را در قیاس با ویژگی‌های جذبی ایفا کردند. اگر سنجنده موردنظر نسبت سیگنال به نویز بالاتری

در محدوده SWIR3 داشته باشد، ویژگی‌های جذبی و معرفی شاخص در این محدوده به عنوان بهترین ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی گونه درختی محسوب می‌شود. استفاده داده پلاریمتری به‌منظور جداسازی سوزنی‌برگ‌ها و پهن برگ‌ها تأثیر به سزایی را ایفا کردند. ویژگی‌های H , λ , K_d ، درجه پلاریزیشن و مولفه K_d تجزیه کروگاکر از ویژگی‌های برجسته این دسته بودند. به‌طورکلی بحث طبقه‌بندی گونه‌های درختی زمانی که تعداد گونه‌ها بیشتر می‌شود، با سختی روبرو می‌شود. زیرا گونه‌ها دارای رفتار طیفی مشابه می‌باشند. نکاتی که می‌توان در تحقیقات آتی به آن توجه شود، از قبیل، تمرکز بیشتر روی ویژگی‌های جذبی در نواحی مختلف یک طیف، توانایی سنجی مشتقات طیفی و تأثیر آن‌ها در طبقه‌بندی و همچنین ارائه شاخص‌ها در ناحیه SWIR می‌باشد.

سپاسگزاری

نویسندگان از آژانس فضایی اروپا به دلیل در اختیار قرار دادن داده ابرطیفی و همچنین از سایت دانشگاه دوک به خاطر داده‌های برداشت زمینی و نقشه GIS منطقه تشکر و قداری دارند.

مراجع

- [1] Dong, J., et al., Remote sensing estimates of boreal and temperate forest woody biomass: carbon pools, sources, and sinks. Remote Sensing of Environment, 2003. 84(3): p. 393-410.
- [2] Wulder, M., Optical remote-sensing techniques for the assessment of forest inventory and biophysical parameters. Progress in physical Geography, 1998. 22(4): p. 449-476.
- [3] Van Leeuwen, M. and M. Nieuwenhuis, Retrieval of forest structural parameters using LiDAR remote sensing. European Journal of Forest Research, 2010. 129 (4): p. 749-770.
- [4] Mladenoff, D.J., et al., Comparing Spatial Pattern in Unaltered Old-Growth and Disturbed Forest Landscapes. Ecological applications, 1993. 3(2): p. 294-306.
- [5] Shataee, S., T. Kellenberger, and A. Darvishsefat, Forest types classification using ETM+ data in the north of Iran/Comparison of Object-oriented with Pixel-based Classification Techniques. Proceedings of ISPRS2004, Istanbul-Turkey, 2004: p. 6.

- [6] Ballanti, L., et al., Tree species classification using hyperspectral imagery: A comparison of two classifiers. *Remote Sensing*, 2016. 8(6): p. 445.
- [7] Dalponte, M., et al., Tree species classification in boreal forests with hyperspectral data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013. 51(5): p. 2632-2645.
- [8] Liu, L., et al. Fusion of airborne hyperspectral and LiDAR data for tree species classification in the temperate forest of northeast China. in *Geoinformatics, 2011 19th International Conference on*. 2011. IEEE.
- [9] Saatchi, S.S. and E. Rignot, Classification of boreal forest cover types using SAR images. *Remote Sensing of Environment*, 1997. 60(3): p. 270-281.
- [10] Aghabalaei, A., Y. Maghsoudi, and H. Ebadi, Forest classification using extracted PolSAR features from Compact Polarimetry data. *Advances in Space Research*, 2016.(9) 57 :p. 1939-1950.
- [11] Maghsoudi, Y., M. Collins, and D.G. Leckie, Polarimetric classification of Boreal forest using nonparametric feature selection and multiple classifiers. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* , 19, 2012 :p. 139-150.
- [12] Haddadi G, A., M. Reza Sahebi, and A. Mansourian, Polarimetric SAR feature selection using a genetic algorithm. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2011. 37(1): p. 27-36.
- [13]. Jafari, M., Y. Maghsoudi, and M.J.V. Zoej, A new method for land cover characterization and classification of polarimetric SAR data using polarimetric signatures. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015. 8(7): p. 3595-3607.
- [14] Liesenberg, V. and R. Gloaguen, Evaluating SAR polarization modes at L-band for forest classification purposes in Eastern Amazon, Brazil. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2013. 21: p. 122-135.
- [15] Middleton, E.M., et al., The 2013 FLEX—US Airborne Campaign at the Parker Tract Loblolly Pine Plantation in North Carolina, USA. *Remote Sensing*, 2017. 9(6): p. 612.
- [16] Whiteside, T. and W. Ahmad. A comparison of object-oriented and pixel-based classification methods for mapping land cover in northern Australia. in *Proceedings of SSC2005 Spatial intelligence, innovation and praxis: The national biennial Conference of the Spatial Sciences Institute*. 2005.
- [17] Liu, J. and Y.-H. Yang, Multiresolution color image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994. 16(7): p. 689-700.
- [18] Van Zyl, J.J., H.A. Zebker, and C. Elachi, Imaging radar polarization signatures: Theory and observation. *Radio science*, 1987. 22(04): p. 529-543.
- [19] Ulaby, F.T., R.K. Moore, and A.K. Fung, *Microwave remote sensing: active and passive*. Vol. 2, *Radar remote sensing and surface scattering and emission theory*. 1982: Addison-Wesley Reading, MA.
- [20] Besl, P.J. and N.D. McKay, A method for registration of 3-D shapes. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 1992. 14(2): p. 239-256.
- [21] Pudil, P., J. Novovičová, and J. Kittler, Floating search methods in feature selection. *Pattern recognition letters*, 1994. 15(11): p. 1119-1125.
- [22] Swain, P.H., *Pattern recognition: a basis for remote sensing data analysis*. 1973.
- [23] Oates, J.F., P.G. Waterman, and G.M. Choo, Food selection by the south Indian leaf-monkey, *Presbytis johnii*, in relation to leaf chemistry. *Oecologia*, 1980. 45(1): p. 45-56.
- [24] Clark, M.L., 18 Identification of Canopy Species in Tropical Forests Using Hyperspectral Data. *Hyperspectral remote sensing of vegetation*, 2016: p. 423.
- [25] Van Der Meer, F., Analysis of spectral absorption features in hyperspectral imagery. *International journal of applied earth observation and geoinformation*, 2004. 5(1): p. 55-68.
- [26] Huete, A.R ,A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote sensing of environment*, 1988. 25(3): p. 295-309.
- [27] Huete, A., et al., Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote sensing of environment*, 2002. 83(1):(p. 195-213.
- [28] Carlson, T.N. and D.A. Ripley, On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. *Remote sensing of Environment*, 1997. 62(3): p. 241-252.
- [29] Knyazikhin, Y., et al., Synergistic algorithm for estimating vegetation canopy leaf area index and fraction of absorbed photosynthetically active radiation from MODIS and MISR data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 1998. 103(D24): p. 32257-32275.

- [30] Gamon, J., L. Serrano, and J. Surfus, The photochemical reflectance index: an optical indicator of photosynthetic radiation use efficiency across species, functional types, and nutrient levels. *Oecologia*, 1997. 112(4): p. 492-501.
- [31] Merton, R. Monitoring community hysteresis using spectral shift analysis and the red-edge vegetation stress index. in *Proceedings of the Seventh Annual JPL Airborne Earth Science Workshop*. 1998.
- [32] Salehi, M., M.R. Sahebi, and Y. Maghsoudi, Improving the accuracy of urban land cover classification using Radarsat-2 PolSAR data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014. 7(4): p. 1394-1401.
- [33] Yajima, Y., et al., POLSAR image analysis of wetlands using a modified four-component scattering power decomposition. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008. 46(6): p. 1667-1673.
- [34] Touzi, R., et al., Polarimetric discriminators for SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1992. 30(5): p. 973-980.
- [35] Huynen, J.R., Phenomenological theory of radar targets 1970.
- [36] Krogager, E., New decomposition of the radar target scattering matrix. *Electronics Letters*, 1990. 26(18): p. 1525-1527.
- [37] Cameron, W.L. and L.K. Leung. Feature motivated polarization scattering matrix decomposition. in *Radar Conference, 1990* ,.Record of the IEEE 1990 International. 1990.
- [38] Cloude, S.R. and E. Pottier, An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997. 35(1): p. 68-78
- [39] Varghese ,A.O., A. Suryavanshi, and A.K. Joshi, Analysis of different polarimetric target decomposition methods in forest density classification using C band SAR data. *International Journal of Remote Sensing*, 2016. 37(3): p. 694-709.
- [40] Yu, X. and M. Gen, *Introduction to evolutionary algorithms*. 2010: Springer Science & Business Media.
- [41] Statnikov, A., L. Wang, and C.F. Aliferis, A comprehensive comparison of random forests and support vector machines for microarray-based cancer classification. *BMC bioinformatics*, 2008. 9(1): p. 319.
- [42] Vapnik, V., *The nature of statistical learning theory*. 2013: Springer science & business media.